

проекта. Модель представлена в виде «тройки множеств» – множества работ, множества ресурсов и подмножества их декартового произведения. Последнее подмножество специфично, оно представляет собой набор пар, связывающих ресурсы с теми работами, на которые распределены эти ресурсы. Каждый из элементов разработанной формальной модели ресурсного обеспечения плана проекта может быть расширен и углублен. Разработанная формализованная модель может использоваться для создания алгоритмической и программной моделей системы исследования устойчивости к рискам проектов по созданию новой техники [8]. Модель позволяет описывать распределение ресурсов в проекте, их состояния, характеристики в процессе управления проектами и в перспективе повысить уровень автоматизированного управления проектами.

Список литературы: 1. Ефремов В.С. Проектное управление: модели и методы принятия решений // Менеджмент в России и за рубежом, 1998, № 6, с. 105 – 139. 2. Цхай С.М. Задачи календарного планирования на сети сложной структуры. Новосибирск: изд-во Новосиб. ун-та, 1991. – 148 с. 3. Модели управления научно-техническим прогрессом на предприятии / Н.Б. Мироносецкий и др. Новосибирск: Наука, СО, 1989. – 153 с. 4. Баркалов С. К., Буркова И.В., Глаголев А.В., Колпачев В.Н. Задачи распределения ресурсов в управлении проектами. – М.: ИПУ РАН, 2002. – 265 с. 5. Дружинин Е.А., Митрахович М.М., Яшина Е.С. Методика оценки реализуемости проекта создания новой техники с учётом влияния динамики финансирования // Авіаційно-космічна техніка і технологія: Зб. наук. праць. Вип. 22. – Харків: Нац. аерокосм. ун-т «ХАІ», 2001. – С. 140-147. 6. Кузнецов О.П., Адельсон-Вельский Г.М. Дискретная математика для инженера. – М.: Энергия, 1980. – 344 с., ил. 7. Системный подход и знаниеориентированные методы в управлении проектами создания беспилотных авиационных комплексов. Отчёт о НИР (заключительный) // Нац. аерокосм. ун-т им. Н.Е. Жуковского «ХАИ». – 302-6/2005; ГР № 0105U004286, Инв. № 0202U006484. – Харьков, 2005. – 103 с. 8. Дружинин Е.А. Методологічні основи ризик-орієнтованого підходу до управління ресурсами проектів і програм розвитку техніки: Автореф. дис. д-ра техн. наук: 05.13.22 / Нац. аерокосм. ун-т им. Н.Е. Жуковского «ХАИ». – Харьков, 2006. – 34 с.

Поступила в редколлегию 06.09.06

УДК 681.3.07

Е.В. ЯКОВЛЕВА, канд. техн. наук, доц. каф. информатики ХНУРЭ,
И.В. КУСКОВА, магистрант каф. информатики ХНУРЭ

ИССЛЕДОВАНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ МАТРИЦ СОВПАДЕНИЙ

Робота присвячена вирішенню проблем сегментації зображень. Для сегментації текстурних зображень пропонується використовувати метод матриць збігів. Розглянута можливість використання цього метода при наявності геометричних перетворень, а також для рішення задач розпізнавання текстурних зображень.

The subject of this research paper is a development of solutions related to the problem of image segmentation. For the segmentation of textural images it is suggested to use coincidence matrix. The paper also contains a study of deploying this method in all cases that involve geometric transformations as well as of using it as a solution for texture image recognition.

Одной из первых задач обработки изображений является задача сегментации. Несмотря, на существующие успехи в ее решении, на сегодняшнее время она

решена лишь для частных задач при определенных ограничениях на тип изображений, наличие геометрических и яркостных искажений и т. д.

Сегментация обычно понимается как процесс поиска интересующих объектов на изображении. Сегментация считается первым этапом анализа изображений. Она является базовой процедурой практически во всех задачах обработки изображений с помощью систем компьютерного зрения. Качественное выполнение задачи сегментации во многом определяет успех решения задачи распознавания изображений, так как ошибки сегментации приводят к серьезным ошибкам последующей обработки изображений, например, их нормализации и распознавания, либо делают изображения вообще не приемлемыми для дальнейшей обработки существующими алгоритмами [1]. Этот этап весьма трудный и в общем виде до конца не алгоритмизированный для произвольных изображений. На данный момент не существует единственного метода сегментации, одинаково хорошо подходящего для всех задач сегментации [2]. Разработчику приложений машинного зрения приходится выбирать один из нескольких известных методов и, чаще всего, модифицировать этот метод с учетом специфических особенностей конкретной задачи.

Анализ существующих методов сегментации позволяет сделать вывод о необходимости дальнейших исследований в области сегментации. Особый практический интерес представляет вопрос сегментации текстурных изображений. В данной работе рассматривается вопрос сегментации изображений методом матриц совпадений и показана целесообразность его применения для изображений с ярко выраженной текстурой.

При анализе многих типов изображений важной их характеристикой служит текстура. Она присутствует на многих изображениях, например, на изображениях, получаемых с помощью спутниковых мультиспектральных сканирующих устройств (в исследованиях по дистанционному зондированию), на микроскопических изображениях культур клеток и препаратов тканей (в биомедицинских исследованиях), и т.д. Текстуры часто присутствуют на изображениях естественных сцен, содержащих как природные, так и изготовленные человеком объекты. Тем не менее, несмотря на повсеместное присутствие в изображениях и важность текстуры, формального подхода к описанию текстуры и строгого ее определения пока не существует, и методы различения текстур, как правило, разрабатываются отдельного для каждого конкретного случая [3].

Текстура описывает пространственное распределение цветов или значений интенсивности на изображении [4]. Как правило, относится объект к текстуре или нет, зависит от масштаба, при котором он рассматривается. Листок, занимающий почти все изображение, – это объект, но листва дерева – это текстура. Источников текстуры множество. Во-первых, изображения, состоящие из большого количества мелких предметов, лучше всего считать текстурой. В качестве примеров можно назвать траву, листву деревьев, гравий, шерсть, щетину. Во-вторых, многие поверхности покрыты

правильными узорами, которые выглядят как большое количество мелких предметов, например: пятна на шкуре животных, как у гепарда или леопарда; полосы, как у тигра или зебры; узоры на коре деревьев, древесине и коже.

Текстура является характерным признаком, применяемым для сегментации изображений на области интереса и для классификации этих областей. Методы сегментации текстурных изображений делятся условно на две категории: структурные и статистические [2, 5]. При структурном подходе текстура представляет собой множество примитивных текселов, расположенных в некотором регулярном или повторяющемся порядке. При статистическом подходе текстура является количественной характеристикой распределения значений интенсивности в области изображения.

Первый подход может показаться привлекательным и в действительности оказывается применимым для регулярных искусственных текстур. Обнаружить текселы на естественных изображениях обычно намного сложнее, чем на искусственно сгенерированных образах, поэтому на практике чаще применяется более общий второй подход. Вместо обнаружения текселов по пиксельным данным полутоновых (или цветных) изображений вычисляются численные характеристики текстур (текстурные статистики). По сравнению со структурным подходом данный подход менее нагляден, но обладает вычислительными преимуществами и может применяться как для сегментации, так и для классификации текстур.

Примером статистического подхода является использование матриц совпадений, формируемых из исходных изображений, с последующим подсчетом различных статистических характеристик. В работе проведены исследования результатов сегментации изображений этим методом.

Матрица совпадений (англ. the coincidence matrix) – это двумерный массив P , в котором индексы строк и столбцов образуют множество V допустимых на изображении значений пикселей. Например, для полутоновых изображений V может быть множеством допустимых значений интенсивности (яркости), а для цветных изображений V может быть множеством возможных цветов. Значение $P(a, b)$ указывает, сколько раз значение a встречалось на изображении в некотором заданном пространственном отношении со значением b . Пространственное отношение

описывается вектором $\vec{d} = (dx, dy)$. Этот вектор задает смещение между пикселем с яркостью a и пикселем с яркостью b [2]. Например, в качестве пространственного отношения может быть выбрано «значение b является правым соседом для значения a ».

Формально матрица совпадений записывается следующим образом [5]:

$$P_d(a, b) = \sum_{r,s} p(a, b, (r, s), (t, v)),$$

где

$$p(a, b, (r, s), (t, v)) = \begin{cases} 1, & \text{если } B(r, s) = a, B(t, v) = b \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}; (t, v) = (r + dx, s + dy).$$

Мы использовали нормированную матрицу, которая определяется выражением

$$N_d = \frac{P_d(a, b)}{\sum_a \sum_b P_d(a, b)}.$$

Вычисленные, согласно этому выражению значения вхождений принадлежат диапазону [0, 1].

Матрицы совпадений представляют свойства текстуры, но они не удобны для непосредственного применения при анализе изображений, например, для сравнения двух текстур. Данные матрицы совпадений используем для вычисления числовых характерных признаков, которые служат более компактным представлением текстуры. В качестве таких признаков в работе были использованы следующие характеристики [2, 5, 3]:

$$\begin{aligned} X_1 &= \sum_a \sum_b N_d^2(a, b); & X_4 &= \max_{a,b} N_d(a, b); & X_7 &= \sum_a \sum_b \frac{N_d(a, b)}{1 + (a - b)^2}. \\ X_2 &= \sum_a \sum_b \frac{N_d(a, b)}{1 + a + b}; & X_5 &= \sum_a \sum_b ab N_d(a, b); & \\ X_3 &= \sum_a \sum_b (a - b)^2 N_d^2(a, b); & X_6 &= \sum_a \sum_b N_d(a, b) \log_2 N_d(a, b); \end{aligned} \quad (1)$$

Т.к. некоторые характеристики принимают значения больше 1, поэтому мы их нормализовали с помощью следующей функции:

$$f(x) = \frac{e^{ax} - e^{-ax}}{e^{ax} + e^{-ax}},$$

где коэффициент a определяет кривизну графика.

В результате нормализации все характеристики принимают значения в диапазоне от 0 до 1.

Одна из проблем при вычислении текстурных характеристик на основе матриц смежности заключается в выборе вектора смещения d , а также в выборе характеристик, которые будут наиболее эффективными для конкретной задачи [6].

Для определения схожести текстур была использована линейная мера близости:

$$\rho(\overline{X}^i, \overline{X}^j) = \frac{\sum_{l=1}^k |X_l^i - X_l^j|}{k},$$

где i, j – индексы фрагментов; $i, j = \overline{1, M}$; M – количество фрагментов; $\overline{X}^i(X_1, X_2, \dots, X_k)$ – вектор признаков i -ого фрагмента; k – количество признаков.

При определении схожести текстур также можно использовать и другие метрики. Преимуществом линейной метрики по отношению к остальным существующим метрикам является быстрота вычисления.

Для решения задачи сегментации, т.е. для разбиения изображения на текстуры разных классов, использовался следующий алгоритм: входное изображение размерностью $N \times N$ разбивалось на фрагменты размером $n \times n$. В результате получали $M = \left\lceil \frac{N}{n} \right\rceil \times \left\lceil \frac{N}{n} \right\rceil$ фрагментов.

Для каждого фрагмента строились четыре матрицы для следующих векторов перемещения:

$$d_1 = (0, 1), d_2 = (0, -1), d_3 = (-1, 0), d_4 = (1, 0). \quad (2)$$

Из полученных матриц получали нормированные матрицы. По полученным матрицам вычислялись характеристики (1). В результате для каждого фрагмента получали вектор характеристик $\bar{X} = (X_1, X_2, \dots, X_{28})$, состоящий из 28 элементов.

В качестве критерия, позволяющего принять решение о принадлежности фрагментов к одному классу текстур, использовалось следующее условие:

$$\rho(\bar{X}^i, \bar{X}^j) \leq \delta, \quad (3)$$

где ρ – мера близости; $\bar{X}^i(X_1, X_2, \dots, X_k)$ – вектор признаков i -ого фрагмента; $i, j = 1, \dots, \left\lceil \frac{N}{n} \right\rceil, i \neq j$; δ – некоторая пороговая величина.

В работе проведены исследования работы матриц совпадений при наличии на изображении различных геометрических преобразований, а именно смещений, поворотов и масштаба. Были сделаны следующие выводы:

- при наличии смещений алгоритм вычисления матриц совпадений не требует изменений, т.к. матрица совпадений инвариантна к данному типу преобразований;

- при наличии на изображении одинаковых текстур, расположенных под разным углом вычислялись не 4 матрицы для каждого направления отдельно, а одна для четырех направлений одновременно, а расстояние между точками с яркостью a и b ($a, b = 0,255$), определяемое вектором перемещений d , использовалось как радиус;

- при наличии текстур в различных масштабах увеличивали значение вектора перемещения. При построении матриц для произвольного изображения, не известны масштабы текстур, поэтому строили последовательность матриц для разных значений векторов, но при этом увеличилось время сегментации изображения. Если, масштаб изменялся от 1 до α , тогда алгоритм необходимо было применить α раз при длине вектора

перемещений $\left| \overline{d} \right| = 1, 2, \dots, \alpha$, при этом время также увеличилось в α раз. Из этого можно сделать вывод, что время сегментации при увеличении вариантов значений d увеличивается линейно.

Количество сравнений векторов характеристик при формировании классов текстур можно определить по следующей формуле:

$$L(M-1) - \sum_{i=1}^{k-1} (L-i)m_i,$$

где L – количество классов текстур на изображении; M – количество сформированных векторов характеристик (количество фрагментов, на которое разбито изображение); m_i – количество фрагментов, относящихся к i – ому классу.

Метод матрицы совпадений также можно использовать при распознавании текстур. При этом необходима база эталонных текстур и их векторов признаков. Как и при сегментации, исходное изображение разбивается на фрагменты определенного размера, и для каждого фрагмента строится вектор характеристик. Затем полученные вектора сравниваются с эталонными векторами. По результатам сравнения принимается решение о принадлежности фрагментов входного изображения некоторому классу эталонных текстур.

Предположим, что задано входное изображение размером $N \times N$. Как и при сегментации, оно разбивается на фрагменты размером $n \times n$. В результате разбиения получаем $\left[\frac{N}{n} \right] \times \left[\frac{N}{n} \right]$ фрагментов. Затем для каждого фрагмента строятся матрицы, по которым затем вычисляется вектор характеристик \overline{X} . В итоге для изображения получаем множество векторов характеристик $X = \left\{ \overline{X}^j \mid j = 1, \dots, \left[\frac{N}{n} \right] \times \left[\frac{N}{n} \right] \right\}$.

Пусть задано множество эталонных векторов классов текстур $X_0 = \left\{ \overline{X}_0^i \mid i = 1, \dots, L_0 \right\}$, где L_0 – количество эталонных классов текстур.

Решение о принадлежности j -ого фрагмента одному из классов принимается на основании выполнения следующего условия:









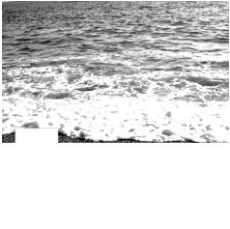
$$I = \arg \min_i \left(\rho \left(\overline{X}_0^i, \overline{X}^j \right) \right),$$

где I – индекс класса, которому соответствует вектор \overline{X}^j ; $i = 0, \dots, L_0$; ρ – мера близости; $j = 1, \dots, \left[\frac{N}{n} \right] \times \left[\frac{N}{n} \right]$.

Задача сегментации часто возникает при анализе реальных сцен в системах компьютерного зрения. В качестве тестового материала были выбраны типичные для данной задачи изображения, т.е. цветные или полутоновые изображения с ярко выраженной текстурой (табл. 1).

Таблица 1

Результаты экспериментов

№	Входное изображение	Промежуточный результат	Результат сегментации
1			
	Размер изображения 512×512 px; размер фрагмента 32×32 px; порог $\delta=1$; красный, зеленый и синий каналы; количество сформированных классов 5. Классы окрашены в псевдоцвета. Оставлено два класса.		
2			
	Размер изображения 512×512 px; размер фрагмента 32×32 px; порог $\delta=0.5$; синий канал; количество сформированных классов 12. Классы окрашены в псевдоцвета. Оставлен один класс.		
3			
	Размер изображения 512×512 px; размер фрагмента 32×32 px; порог $\delta=0.7$; красный, зеленый и синий каналы; количество сформированных классов 3. Классы окрашены в псевдоцвета. Оставлен один класс.		

Алгоритм был реализован следующим образом. Входное изображение размерностью 512×512 пикселей разбивалось на фрагменты размером 32×32 пикселя. Каждый фрагмент данного изображения рассматривался в трех каналах (красном, зеленом и синем). Для фрагмента в каждом канале строились 4 матрицы для векторов перемещения (2), по которым затем вычислялись характеристики (1). Для каждого фрагмента получали вектор характеристик, состоящий из 28 элементов. В итоге для изображения получали 256 векторов характеристик. Используя критерий принятия решения (3), определяли фрагменты, относящиеся к одному классу текстур. В табл.1 представлены результаты сегментации изображений.

Для анализа классов текстур, формируемых для изображения в процессе сегментации, были получены расстояния между этими классами. В табл. 2 представлены расстояния между классами, построенные для изображения 1, представленного в табл. 1. Для этого изображения значение порога равнялось 1. При этом было получено 5 классов. Из табл. 2 видно, что при значении порога 1.18 третий и пятый классы сольются. Следовательно, выбор порога требует предварительной оценки обрабатываемых изображений.

Таблица 2

Расстояние между классами текстур

№ класса	1	2	3	4	5
1	0	1,2863	3,1456	1,8773	4,3157
2	1,2863	0	4,4392	2,6926	5,6019
3	3,1456	4,4392	0	2,5438	1,17
4	1,8773	2,6929	2,5438	0	3,5564
5	4,3157	5,6019	1,17	3,3564	0

Таким образом, метод матриц совпадений дает хорошие результаты при сегментации естественных изображений с ярко выраженной текстурой. Этот метод можно использовать и при наличии геометрических преобразований, а именно при смещениях, поворотах и масштабах. Также метод матриц совпадений рекомендуется применять для распознавания текстур.

Список литературы: 1. Денисов Д.А., Низовкин В.А. Сегментация изображений на ЭВМ // Зарубежная радиоэлектроника, 1985. №10. – С. 5–30. 2. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. Пер. с англ. – М.:Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с. 3. Харалик Р.М. Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР, 1979. Вып. 67. №5. – С. 98–118. 4. Форсайт, Давид А.и др. Компьютерное зрение. Современный подход.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2004. – 928 с. 5. Путьтин Е.П., Панченко Д.С. Сравнительный анализ методов сегментации изображений. // Радиоэлектроника и информатика.– 1999.– №4(9). – С. 109–114 6. Handbook of pattern recognition and computer vision / Chen C.H., Rau L.F. and others – Singapore-New Jersey-London-Hong Kong: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1995. – 984 p.

Поступила в редколлегию 01.11.06